



Таким образом, будет построено максимальное подмножество совместных процессов, обладающее жадной оценкой стоимости, однако эту оценку можно признать субоптимальной, но не строго оптимальной.

Действуя так в четном и нечетном направлении однопутного участка, и соблюдая условия бесконфликтности, можно рассчитывать на жадный вариант однопутного графика, который, однако, не может быть назван оптимальным без строгого доказательства.

Предложенный подход может быть реализован при прокладке графика движения поездов различных типов, на любой железнодорожной линии.

Литература

1. Грунтов П.С., Дьяков Ю.В., Макарович А.М. Управление качеством эксплуатационной работы. Под ред. П.С. Грунтова. – М., Транспорт, 1994. – 543 с.
2. Oliviera, Elias. Solving dingle-track railway scheduling problem using Constraint Programming. – University of Leeds, School of Computing. – Sept.2001. – 129 p.
3. Кормен Т., Лейзерсон Ч., Ривест Р., Штайн К. Алгоритмы. Построение и анализ. Издание второе. – Пер. с англ. – М., издательский дом «Вильямс», 2013. – 1296 с., ил. - ISBN 978-5-8459-0857-5 (rus).
4. Хайкин С. Нейронные сети. Полный курс, 2-е издание. Пер. с англ. – М., издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с., ил. - ISBN 5-8459-0890-6 (rus).
5. Лоскутов А.И., Назаров А.В.. Нейросетевые алгоритмы прогнозирования и оптимизации систем. – СПб., НиТ, 2003. – 384 с. – ISBN 5-94387-076-8.

А.В. Игнатенков, А.М. Ольшанский

О ПОСТРОЕНИИ КВАЗИХОПФИЛДОВСКОЙ ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ УПОРЯДОЧЕНИЯ ПРОЦЕССОВ

(ОАО «Научно-исследовательский и проектно-конструкторский институт информатизации, автоматизации и связи на железнодорожном транспорте»)

График движения поездов, как ранее указывалось в [1,2], особенно в современных условиях, должен являться адаптивным инструментом, способствующим повышению технологической и экономической эффективности работы железнодорожного транспорта.

Наличие множества неформализуемых и слабоформализуемых факторов (специфика каждого участка, опыт работников транспорта, местные особенности, стохастический характер ряда ниток графика, значимые различия в характеристиках локомотивов внутри единой серии, неполнота нормативно-справочной информации и др.) практически исключает применение строгих ма-



тематических методов для прокладки графика движения поездов. Говоря шире, следует рассматривать не только задачу прокладки графика движения поездов, сколько задачу упорядочения некоторых процессов, понимаемых как длительности работ (потоков) с заданными моментами начала и окончания, и понимаемыми в смысле, в котором они определены в [3]. То есть, предлагаемая проблематика может затрагивать не только сегмент железнодорожного транспорта, но и смешанные транспортные системы.

В этих условиях все больший интерес вызывают системы с элементами искусственного интеллекта, применяемые к прокладке графика движения поездов.

В настоящей работе авторы предлагают изучить свойства некоторых архитектур искусственных нейронных сетей и предложить направления адаптации данных архитектур для прокладки графика движения поездов.

Одной из наиболее часто встречающихся архитектур является многослойный персептрон с обратным распространением ошибки, обучаемый с учителем. Его свойства и примеры использования широко известны [4, 5] и др.

Вектором входа для сети является кортеж упорядоченных наборов моментов отправления поездов с соответствующей станции; каждый набор задётся в виде

$$X^A_i = (t_{a1...144}, type_i) \quad (1)$$

где $type_i$ – тип поездов, отправляемых с заданной станции А на станцию Б, $t_{a1...144}$ – моменты времени отправления поездов данного типа.

Выходом такой сети будет выступать кортеж векторов $Y^B_i = (t_{a1...144}, type_i)$, где $t_{a1...144}$ – времена прибытия поездов на станцию Б.

Ошибка нейронной сети может быть выражена как вектор

$$(2)$$

где Y^n – вектор нормативного прибытия заданных поездов данного типа на станцию Б со станции А.

Обучение такой сети может проводиться любым из допустимых методов.

Достоинством указанной архитектуры является возможность обучиться на примерах как полностью однопутных или двухпутных, так и совмещенных участков.

Если рассматривать график движения поездов как результат действия различных факторов, не описывая влияние каждого из указанных факторов на конкретную нитку поезда, а применяя предложенную нейронную сеть последовательно к интересующему направлению, можно решить проблему стыкования между собой графиков движения на различных участках сети, которая актуальна в настоящее время.

Возможность построить график движения как четных, так и нечетных поездов достигается путем искусственного присвоения одному из направлений поездов отрицательного измерения времени, которое отсчитывается не от отправления поезда с начальной станции участка, а от времени прибытия на ко-



нечную станцию в обратном направлении. Этот факт должен быть учтен при разработке средства визуализации графика движения.

Предлагаемая архитектура ориентирована в большей степени на учет опыта построения графика и обладает тем недостатком, что без соответствующих доработок не склонна предлагать иные варианты графика движения поездов, следовательно, перед прохождением обучения необходимо провести классификацию примеров для различных эксплуатационных ситуаций, наиболее распространенными из которых являются: «высокий летний пассажирский сезон», «высокий зимний сезон», «промежуточные фоновые месяцы», «окна» для ремонта инфраструктуры, возможна специфика по дням недели и т.п.

Для разработки графика движения поездов авторами предлагается следующая адаптированная архитектура искусственной нейронной сети (рис.1).

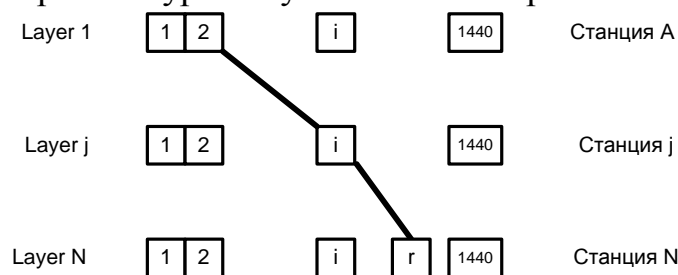


Рис.1. Нейронная сеть для прокладки графика движения поездов

Каждый слой нейронной сети соответствует выбранной железнодорожной станции. В слое представлены нейроны, каждый из которых имеет номер от 1 до 1440 (по числу минут в сутках при нескоростном типе графика). Подробное описание их будет дано отдельно.

Каждый нейрон может находиться в нескольких состояниях: «активен» - состояние нейрона, при котором входной сигнал может быть принят на вход соответствующего нейрона, «сон» - состояние, при котором значение потенциала данного нейрона равно нулю, «выключен» - нейрон не может принимать сигналы с предыдущего слоя.

Смысл состояний: первоначальное состояние нейрона – «активен». Поезд может прийти на текущую станцию (слой) в текущую минуту (номер нейрона в слое). «Сон» - поезд актуализирован (прибыл или отправился) на текущей станции в текущую минуту. «Выключен» - поезд не может прийти на текущую станцию в текущую минуту.

Из каждого нейрона i -го слоя идут связи к каждому нейрону слоя с номером $i+1$ (всего 1440 связей). Кроме того, каждый нейрон связан с несколькими нейронами слева (т.е. с нейронами с меньшим номером) и справа (с нейронами с большим номером). Также каждый нейрон имеет связь с самим собой, что необходимо для того, чтобы более часто возбуждаемый нейрон оставлял остаточное возбуждение для использования данного нейрона. Веса связей первоначально задаются случайным образом вещественными числами от нуля до единицы. В дальнейшем они изменяются в процессе обучения нейронной сети.



Правила связей. Связи нейрона с соседними нейронами в том же слое означают следующее. В случае нахождения нейрона в состоянии «сон», все нейроны, которые связаны с ним, переходят в состояние «выключен». Такая зависимость будет выражать такую сущность, как межпоездной интервал по станции – если поезд отправился со станции (прибыл на станцию), в течение некоторого времени ни один поезд не может отправиться с той же станции (прибыть на ту же станцию).

Если состояние нейрона «сон», то по исходящим связям на следующий слой будет передана информация о том, что поезд пришёл на указанную станцию в данное время.

В качестве первого прототипа выступает сеть, написанная на языке C#.

Нейрон задаётся следующим образом:

```
public class Neuron
{
    public Sostoyanie sostoyanie;
    //входы нейрона от предыдущего слоя
    public Link[] incomingLinksFromPrevLayer;
    //входы нейрона от соседей по слою слева
    public Link[] incomingLinksFromLeft;
    //входы нейрона от соседей по слою справа
    public Link[] incomingLinksFromRight;
    //внутренняя связь
    public Link InnerLink;
    // Накопленный нейроном заряд
    public double Power { get; set; }
}
```

где состояние нейрона описывается перечислением:

```
public enum Sostoyanie
{
    active, sleep, off
}
```

а связь выглядит так:

```
public class Link
{
    // Нейрон входа
    public Neuron Neuron;
    // Вес связи
    public double Weight;
}
```

incomingLinksFromPrevLayer – связи с предыдущего слоя, *incomingLinksFromPrevLayer* и *incomingLinksFromLeft* – связи с соседними нейронами, *InnerLink* – внутренняя связь, *Power* – число, характеризующее энергию нейрона.

Слой – массив из 1440 (по числу минут в сутках) нейронов. Слоёв ровно столько же, сколько и станций на рассматриваемом участке.

Здесь мы опускаем внутренние методы классов, равно как и их конструкторы.

Основная трудность синтеза предлагаемой архитектуры заключается в том, что, в отличие от распространенных классических архитектур многослойного перцептрона и сети Хопфилда, предлагаемая конструкция должна как напоминать некоторые образы (в виде ранее исполненных графиков), что роднит ее с сетью Хопфилда и рекуррентными нейронными сетями, так и должна пред-



сказывать «траекторию» нитки графика движения поездов (что роднит ее с задачей аппроксимации функции и прогнозирования ее значений). Кроме того, требует исследования аспект устойчивости функционирования предлагаемой архитектуры сети.

Задача пользователя – подобрать с помощью обучения веса нейронов таким образом, чтобы решалась задача прокладки поездов по участку.

Обучение проводится следующим образом. Первоначальные веса определяются случайным образом числами от 0 до 1. Затем на первый слой подаётся массив X^A (см. (1)) с наивысшим приоритетом. Нейроны, номера которых совпадают с минутами входа или выхода какого-либо поезда с первой станции, переходят в состояние «сон», соседние с помощью внутренних связей переходят в состояние «выключен». Затем с помощью связей активируются нейроны на следующем слое. Поскольку веса на данном этапе являются случайными, нейроны на следующем слое также активизируются случайным образом. Имея действительные значения времён появления поездов на этом участке из нашего обучающего набора, мы вычисляем величину ошибки и изменяем веса для её уменьшения. Такая процедура выполняется сначала для одного и того же типа поездов для всех станций от первой до последней, а затем повторяется для прочих типов поездов с уменьшением их приоритета[6].

Таким образом, в настоящем докладе представлен прототип нейронной сети квазихопфилдовского типа, с несколькими состояниями нейронов и наличием обратных связей.

Описанная нейронная сеть позволяет запоминать такие ограничения железнодорожного участка, как времена хода и межпоездные интервалы, а также воспроизводить движение поезда по нему.

Авторы видят следующие проблемы, требующие последующего решения.

- 1) Пусть дан участок железнодорожной сети, на котором проложен некоторый график движения поездов. Требуется проложить ещё одну нитку (копировать имеющуюся) либо в указанное, либо в произвольное время с соблюдением всех ограничений и критериев допустимости полученного графика.
- 2) Пусть дан участок железнодорожной сети с некоторыми ограничениями. Требуется проложить заданное число поездов указанных категорий.
- 3) Пусть дан участок железнодорожной сети, на котором проложен некоторый график движения поездов. К существующим ограничениям добавляется дополнительное: некоторый перегон между двумя станциями не может осуществлять работу поездов в некотором направлении (либо в обоих направлениях). Требуется перестроить имеющийся график движения поездов.
- 4) Построить ИНС, учитывающую, помимо описанных выше ограничений, ёмкость станции – т.е. возможность одновременно находиться на станции не более чем заданному количеству поездов.

Эти проблемы требуют выработки определенных синтетических нейросетевых архитектур и будут решены в ходе работы над проектом по созданию интеллектуальных систем управления железнодорожным транспортом.



Литература

1. Гоманков Ф.С. Технология и организация перевозок на железнодорожном транспорте: учебник для ВУЗов. – М.: Транспорт, 1994. – 208 с.
2. Бородин А.Ф., Шаров В.А. Интегрированная технология управления движением поездов по расписанию. //Железнодорожный транспорт. - №8. – 2011. – с.5-11.
3. Кормен Т., Лейзерсон Ч., Ривест Р., Штайн К. Алгоритмы. Построение и анализ. Издание второе. – Пер. с англ. – М., издательский дом «Вильямс», 2013. – 1296 с., ил. - ISBN 978-5-8459-0857-5 (rus).
4. Хайкин С. Нейронные сети. Полный курс, 2-е издание. Пер. с англ. – М., издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с., ил. - ISBN 5-8459-0890-6 (rus).
5. Лоскутов А.И., Назаров А.В. Нейросетевые алгоритмы прогнозирования и оптимизации систем. – СПб., НиТ, 2003. – 384 с. – ISBN 5-94387-076-8.
6. Инструкция по разработке графика движения поездов в ОАО «РЖД». Утверждена распоряжением ОАО «РЖД» от 27.12.2006 №2568р.

А.Н. Имамутдинов, В.А. Ключников

ВЕБ-ОРИЕНТИРОВАННАЯ ГЕОИНФОРМАЦИОННАЯ СИСТЕМА ВИЗУАЛИЗАЦИИ ДИСЛОКАЦИИ ДОРОЖНЫХ ЗНАКОВ И СВЕТОФОРНЫХ ОБЪЕКТОВ НА ЭЛЕКТРОННОЙ КАРТЕ ГОРОДА

(Самарский государственный аэрокосмический университет имени академика
С.П. Королева (национальный исследовательский университет))

В настоящее время большая часть информации, с которой сталкивается человек в своей работе и повседневной жизни так или иначе имеет пространственную привязку. Множество различных сфер трудовой деятельности требуют решения задач, связанных с учетом и управлением территорией и объектами на ней. Эффективным инструментом для решения таких задач являются геоинформационные системы (ГИС). ГИС позволяет осуществлять наглядное отображение объектов транспортной инфраструктуры города, таких как улично-дорожная сеть, транспортный поток, дорожно-транспортные происшествия, дорожные знаки и светофорные объекты [1]. Задачи корректного отображения дислокации дорожных знаков и светофоров требуют применения современных интеллектуальных информационных технологий в совокупности с ГИС.

В связи с быстрым ростом популярности сети Интернет и развитием веб-технологий стало возможным по-новому решать задачи поиска, доставки и визуализации геоданных. Результатом симбиоза веб-технологий и ГИС стало формирование нового технологического направления работы с пространственной информацией и расширение присутствия геоинформатики в повседневной жизни человека. Появилась возможность организации и поддержки глобально-